

引用格式:徐晓旭,郑鹏远,秦海杰,等.基于场景概率分布不确定性和概率组合场景性能的微电网鲁棒经济优化[J].电力科学与技术学报,2024,39(4):187-200.

Citation: XU Xiaoxu, ZHENG Pengyuan, QIN Haijie, et al. Robust economic optimization of microgrid based on scenario probability distribution uncertainty and probability combination scenario performance[J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2024, 39(4): 187-200.

# 基于场景概率分布不确定性和概率组合场景性能的微电网鲁棒经济优化

徐晓旭, 郑鹏远, 秦海杰, 王雅琳

(上海电力大学自动化工程学院, 上海 200090)

**摘要:**针对孤岛型微电网内可再生能源和负荷的不确定性,提出基于场景概率分布的不确定性和概率组合场景性能的微电网鲁棒经济优化方法。采用  $K$ -means 聚类方法对大量历史数据进行预处理,构建数据驱动场景概率分布模糊集。在日前计划阶段引入二进制展开技术,对连续变量形式的概率组合系数进行离散化,简捷有效地参数化最恶劣场景搜索的密集度和搜索区间,使得最恶劣场景的搜索范围从不确定集边界有效扩展至不确定集内部,从而搜索出最恶劣的概率组合场景;通过优化最恶劣概率组合场景性能,计算出微电网运行日前优化解。接着在日内调度阶段利用新能源和负荷的实时测量数据,对部分日前计划优化解进行二次优化调整,提高微电网控制方案的经济性和鲁棒性。仿真算例验证所提方法的有效性。

**关键词:**不确定性;数据驱动;二进制展开;概率分布模糊集;鲁棒优化

DOI: 10.19781/j.issn.1673-9140.2024.04.022 中图分类号: TM734 文章编号: 1673-9140(2024)04-0187-14

## Robust economic optimization of microgrid based on scenario probability distribution uncertainty and probability combination scenario performance

XU Xiaoxu, ZHENG Pengyuan, QIN Haijie, WANG Yalin

(School of Automation Engineering, Shanghai University of Electric Power, Yangpu District, Shanghai 200090, China)

**Abstract:** Addressing the uncertainties of renewable energy and load within isolated microgrids, a robust economic optimization approach for microgrids is proposed based on scenario probability distribution uncertainty and probabilistic combined scenario performance. The  $K$ -means clustering method is employed to preprocess extensive historical data, constructing a fuzzy set of data-driven scenario probability distributions. In the day-ahead planning phase, the binary expansion concept is introduced to discretize the probabilistic combination coefficients in continuous variable form, simplifying and effectively parameterizing the intensity and search interval of the worst-case scenario search. This extends the search range of the worst-case scenario effectively from the boundary of the uncertainty set to its interior, enabling the search for the worst probabilistic combined scenario. By optimizing the performance of the worst probabilistic combined scenario, the day-ahead optimal solution for microgrid operation is calculated. Subsequently, in the real-time scheduling phase, real-time measurement data of renewable energy and load are utilized to perform secondary optimization adjustments on part of the day-ahead planning optimization solutions, enhancing the economic efficiency and robustness of the microgrid control scheme. Simulation examples demonstrate the effectiveness of the proposed method.

**Key words:** uncertainty; data-driven; binary expansion; fuzzy sets of probability distributions; robust optimization

收稿日期: 2023-04-06; 修回日期: 2023-11-13

基金项目: 国家自然科学基金(61573239)

通信作者: 郑鹏远(1975—), 男, 博士后, 副教授, 主要从事预测控制优化理论、电网优化及复杂工业过程优化控制的研究; E-mail: py-zheng@shiep.edu.cn

随着化石能源的枯竭和环境的污染,开发和加强可再生能源的综合利用已成为全球共识。微电网作为一种集成多种分布式发电方式的小型发配电系统,在电力工业已引起广泛关注。但微电网内含有的分布式新能源通常会受到天气、环境的影响,负荷的用电多样性也受到人为活动影响,具有较强的随机性和波动性,难以精准预测,给微电网的稳定运行带来了困难和挑战<sup>[1-2]</sup>。因此,针对新能源发电和用户负荷不确定性,设计具有鲁棒性的微电网优化调度算法具有重要的理论意义和应用价值<sup>[3-5]</sup>。

目前,针对源荷的不确定性的优化调度方法主要有随机优化、鲁棒优化和分布鲁棒优化。文献[6]以新能源负荷预测误差为随机变量,建立基于期望模型的随机优化调度方案;文献[7]考虑新能源和负荷出力的不确定性,利用蒙特卡罗方法生成场景并得到场景概率,通过混合整数线性规划方法求解该随机模型。随机优化一般需要刻画不确定参数的概率分布情况,但是由于实际情形中不确定参数变化规律复杂,因此很难刻画出其准确的模型,这是随机优化面临的主要技术难点。

与随机优化相比,鲁棒优化不需要事先获得概率分布函数,而是在不确定参数的波动范围内,寻找最恶劣场景下系统运行成本最优的调度方案。但当实际场景偏离最恶劣场景时导致其优化调度结果保守性较强。文献[8-9]针对并网型微电网,建立了基于min-max-min结构的微电网两阶段鲁棒优化模型,通过列约束生成算法来求解不确定性环境下最恶劣场景的经济调度方案,引入不确定性调节参数描述的波动区间的最小值或者最大值的时段总数,调节方案保守性;文献[10]针对不确定性环境下的孤岛型微电网,在日前计划中设计基于弃风弃光分段惩罚的两阶段鲁棒优化算法,计算出最恶劣环境下的最优设备出力,在日内调度阶段利用新能源及负荷的实时数据,重新对传统能源和弃风弃光进行二次优化,对日前优化解进行实时优化补偿;文献[11]考虑到实际情况中最恶劣情形发生概率极小,进一步提出利用期望场景数据,设计微电网两阶段鲁棒优化的期望场景模型,以优化解对于所有场景可行作为约束条件,最小化期望场景经济指标。需要指出的是,文献[8-11]围绕单一(或最劣或期望)场景的性能设计日前经济优化方案,但通常情形下实际日内场景可能会以一定程度偏离最恶劣场景(期望场景),此种情形下,该优化方案会具有一定的保守性,损失微电网的经济性;且文

献[8-11]所提方法选取的最恶劣场景只能在部分时段和不确定域边界,其余时段取预测标称值,即相当于枚举有限个数量场景来搜索最恶劣场景。但是在整个调度周期内,最恶劣场景还可能发生在不确定域内其他位置,例如:具有弃风弃光操作的孤岛型微电网、非线性微电网优化问题。因此,有必要将最恶劣场景的搜索范围从不确定集边界(部分时段)和预测标称值(其余时段)拓展延伸到不确定集内部,使得搜索整个不确定集合内的真正最恶劣场景成为可能,有望进一步提升微电网的经济性。

分布鲁棒优化利用随机变量的统计分布信息建立不确定集合,既考虑了概率分布特征,又避免了过高的保守性,兼具经济性和鲁棒性<sup>[12]</sup>。文献[13-15]建立以风电功率一般性矩不确定信息为基础模糊集;文献[16-18]建立基于Wasserstein测度的概率分布模糊集来表示不确定性,通过设定球形模糊集的半径来调整模型的保守度。但文献[12-18]对概率分布模糊集的准确度依赖性较高,对风光功率数据不足或无法得到确切概率分布函数的情形难以适用,且鲁棒性欠佳<sup>[19-20]</sup>,具有一定保守性。

在以上分析的基础上,本文提出基于场景概率分布的不确定性(scenario probability distribution uncertainty, SPDU)和概率组合场景性能的微电网鲁棒经济优化(robust economic optimization of microgrid)方法(简称SPDU-RO方法)。首先,利用聚类的思想对大量历史数据进行处理,将极限场景扩充到典型场景集中,以1-范数和 $\infty$ -范数来约束概率分布的波动区间,构建数据驱动场景概率分布模糊集。然后,在日前计划阶段,基于概率分布信息对概率组合场景所对应的微电网运行成本进行优化,优先侧重大概率场景下的微电网经济性能,同时兼顾极限场景所对应的经济性能,以更大的可能性逼近日内实际场景;设计鲁棒可行性检验模型,以保证优化解对于不确定集内其他场景可行,从而实现“概率组合场景性能最优,任意场景可行”系统优化目标;此外,在日前计划中引入二进制展开(binary expansion, BE)技术,对连续变量形式的概率组合系数进行参数化,简捷有效地参数化最恶劣场景搜索的密集度和搜索区间,使得最恶劣场景的搜索范围从不确定集边界有效扩展至不确定集内部,克服文献[8-11]中方法在搜索最恶劣场景时的保守性,提高对最恶劣场景搜索的准确性。最后,在日内调度阶段对日前计划方案进行二次优化调整,提高微电网运行的经济性与鲁棒性。

## 1 孤岛型微电网的数学模型

孤岛型微电网包括可控分布式发电机组、新能源发电、储能装置、常规负荷以及需求响应负荷等,如图1所示。

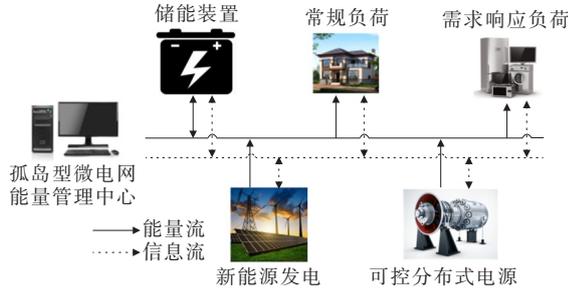


图1 孤岛型微电网的基本结构

Figure 1 Basic structure of islanded microgrid

### 1.1 微型燃气轮机模型

微型燃气轮机模型为

$$\begin{cases} P_g^{\min} \leq P_g(t) \leq P_g^{\max} \\ -\Delta P_g^{\max} \leq P_g(t) - P_g(t-1) \leq \Delta P_g^{\max} \end{cases} \quad (1)$$

式中,  $P_g(t)$  为  $t$  时刻输出功率;  $P_g^{\max}/P_g^{\min}$  分别为最大/最小输出功率;  $\Delta P_g^{\max}$  为最大爬坡功率。

微型燃气轮机的成本函数为

$$C_g(t) = (C_g^a + C_g^b) P_g(t) \quad (2)$$

式中,  $C_g^a$ 、 $C_g^b$  分别为燃料、维护成本系数。

### 1.2 储能模型

在微电网系统中,储能作为能量缓冲单元,通过削峰填谷提高对新能源发电的利用率<sup>[21-22]</sup>。

储能单元运行过程中满足充放电约束条件:

$$\begin{cases} 0 \leq P_{ES}^{\text{ch}}(t) \leq U_{ES}(t) P_{ES}^{\max}(t) \\ 0 \leq P_{ES}^{\text{dis}}(t) \leq [1 - U_{ES}(t)] P_{ES}^{\max}(t) \\ \mu \sum_{t=1}^{N_T} [P_{ES}^{\text{ch}}(t) \Delta t] - \frac{1}{\mu} \sum_{t=1}^{N_T} [P_{ES}^{\text{dis}}(t) \Delta t] = 0 \end{cases} \quad (3)$$

式中,  $\Delta t$  为调度步长,取值为1 h;  $N_T$  为调度周期,取值为24 h;  $\mu$  为储能单元的充放电的效率;  $P_{ES}^{\text{ch}}(t)/P_{ES}^{\text{dis}}(t)$  分别为充/放电功率;  $P_{ES}^{\max}(t)$  为储能允许的最大充放电功率;  $U_{ES}(t)$  为储能充放电状态,  $U_{ES}(t)=1$  时表示储能充电,  $U_{ES}(t)=0$  时表示储能放电。

储能单元剩余容量的动态方程为

$$E_{ES}(t) = E_{ES}(0) + \mu \sum_{t'=1}^t [P_{ES}^{\text{ch}}(t') \Delta t] - \frac{1}{\mu} \sum_{t'=1}^t [P_{ES}^{\text{dis}}(t') \Delta t] \quad (4)$$

储能单元剩余容量约束条件为

$$E_{ES}^{\min} \leq E_{ES}(t) \leq E_{ES}^{\max} \quad (5)$$

$$E_{ES}(0) = E_{ES}(N_T) \quad (6)$$

式中,  $E_{ES}(t)$  为  $t$  时刻剩余容量;  $E_{ES}^{\min}/E_{ES}^{\max}$  分别为储能单元允许的最小/最大剩余容量。式(4)、(5)约束的主要目的是防止储能过充/过放,保护储能系统,延长使用寿命;式(6)表示储能在微电网运行调度周期内始末剩余容量相等。

储能成本主要考虑其充放电产生的成本:

$$C_{ES}(t) = C_{ES}^k [P_{ES}^{\text{dis}}(t)/\mu + P_{ES}^{\text{ch}}(t) \cdot \mu] \quad (7)$$

式中,  $C_{ES}^k$  为折算后的单位充放电成本系数。

### 1.3 需求响应负荷模型

微电网可以灵活调整需求响应负荷用电需求,实现错峰用电。需求响应负荷在运行过程中的约束条件为

$$\begin{cases} P_{DR}^{\min} \leq P_{DR}(t) \leq P_{DR}^{\max} \\ \sum_{t=1}^{N_T} P_{DR}(t) = D_{DR} \end{cases} \quad (8)$$

式中,  $P_{DR}(t)$  为  $t$  时刻需求响应负荷调度的实际功率;  $P_{DR}^{\max}/P_{DR}^{\min}$  分别为需求响应负荷用电功率的最大、最小值;  $D_{DR}$  为调度周期内的微电网中需求响应负荷用电需求总量。

当调整需求响应负荷用电功率时,将会影响微电网用户的舒适度,因此需要考虑相关的补偿成本:

$$C_{DR}(t) = C_{DR}^c |P_{DR}(t) - \hat{P}_{DR}(t)| \quad (9)$$

式中,  $\hat{P}_{DR}(t)$  为  $t$  时段需求响应负荷的期望用电功率;  $C_{DR}^c$  为需求响应负荷的单位补偿成本系数。

### 1.4 弃风弃光分段惩罚模型

为了使微电网优先消纳新能源,提高新能源发电的利用效率,将对弃风弃光进行惩罚。本文用分段函数表示弃风弃光惩罚成本函数<sup>[23]</sup>。以三段惩罚即设  $n_v=3$  为例,如图2所示,  $\rho_v$  为弃风弃光第  $v$  段惩罚成本的起始值 ( $v=1, 2, 3$ ),  $P_{v, \min}^{\text{ab}}, P_{v, \max}^{\text{ab}}$  分别代表弃风弃光第  $v$  段功率区间的最小、最大值,  $\omega_v$  为弃新能源第  $v$  段的惩罚成本加权系数。弃风弃光惩罚成本采用的数学公式为

$$C_{RES}^{\text{ab}} = \begin{cases} \rho_1 + \omega_1 P_{RES}^{\text{ab}}(t), & P_{1, \min}^{\text{ab}} \leq P_{RES}^{\text{ab}}(t) \leq P_{1, \max}^{\text{ab}} \\ \rho_2 + \omega_2 (P_{RES}^{\text{ab}}(t) - P_{2, \min}^{\text{ab}}), & P_{2, \min}^{\text{ab}} \leq P_{RES}^{\text{ab}}(t) \leq P_{2, \max}^{\text{ab}} \\ \rho_3 + \omega_3 (P_{RES}^{\text{ab}}(t) - P_{3, \min}^{\text{ab}}), & P_{3, \min}^{\text{ab}} \leq P_{RES}^{\text{ab}}(t) \leq P_{3, \max}^{\text{ab}} \end{cases} \quad (10)$$

弃风弃光约束条件为

$$\begin{cases} 0 < P_{\text{RES}}^{\text{ab}}(t) \leq P_{\text{RES},\text{max}}^{\text{ab}} \\ 0 < \sum_{t=1}^{N_T} P_{\text{RES}}^{\text{ab}}(t) \leq P_{\text{RES},\text{sum}}^{\text{ab}} \end{cases} \quad (11)$$

式中,  $P_{\text{RES},\text{max}}^{\text{ab}}$  为弃风弃光最大功率;  $P_{\text{RES},\text{sum}}^{\text{ab}}$  为整个调度周期内弃风弃光总量的最大值。

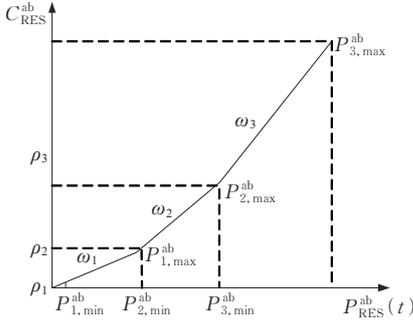


图2 弃风弃光分段惩罚函数

Figure 2 Segmented penalty function for abandon of wind and light

## 1.5 功率平衡模型

在运行过程中,微电网需要满足如下功率平衡方程:

$$P_{\text{DR}}(t) + P_{\text{L}}(t) + P_{\text{ES}}^{\text{ch}}(t) + P_{\text{RES}}^{\text{ab}}(t) = P_{\text{g}}(t) + P_{\text{ES}}^{\text{dis}}(t) + P_{\text{RES}}(t), t = 1, 2, \dots, N_T \quad (12)$$

式中,  $P_{\text{L}}(t)$ 、 $P_{\text{RES}}(t)$  分别为负荷用电需求、新能源出力。

## 1.6 构建数据驱动场景概率分布模糊集

考虑不确定性的传统不确定集可描述为

$$U = \left\{ \begin{array}{l} \mathbf{u} = [P_{\text{RES}}(t), P_{\text{L}}(t)]^T, t = 1, 2, \dots, N_T \\ P_{\text{RES}}(t) \in [\bar{P}_{\text{RES}}(t), \underline{P}_{\text{RES}}(t)] \\ P_{\text{L}}(t) \in [\bar{P}_{\text{L}}(t), \underline{P}_{\text{L}}(t)] \end{array} \right\} \quad (13)$$

式中,  $\mathbf{u}$  为不确定变量组成的随机列向量;  $P_{\text{RES}}(t)$ 、 $P_{\text{L}}(t)$  分别为新能源发电和负荷功率不确定变量;  $\bar{P}_{\text{RES}}(t)$ 、 $\underline{P}_{\text{RES}}(t)$  分别为新能源出力波动的上、下限;  $\bar{P}_{\text{L}}(t)$ 、 $\underline{P}_{\text{L}}(t)$  分别为负荷功率波动的上、下限,其通常由历史场景中的最大、最小值来确定。

若采用传统不确定集进行描述,则会产生现有的历史数据无法有效利用和过多考虑发生概率极低场景所带来的保守性增强的问题,增加微电网的调度成本。以往文献通常以新能源出力选取波动区间的下界和负荷功率选取波动区间的上界作为最恶劣场景<sup>[8-11]</sup>,仅在不确定集的边界上进行搜索,而搜索不到不确定集合的内部。但孤岛型微电网

弃风弃光惩罚时,最恶劣场景并不一定位于不确定集的边界,有可能位于不确定集合的内部。为提高对最恶劣场景搜索的准确性,使得最恶劣场景搜索能够扩展至不确定集内部,本文充分利用大量历史信息,基于概率分布信息描述不确定集合中的场景,优先侧重不确定集合内大概率发生的多个场景区间,以降低决策的保守性。

### 1.6.1 聚类生成典型场景及计算其初始概率

利用 K-means 聚类算法<sup>[24]</sup>生成典型场景并获取其初始概率的流程如图 3 所示。

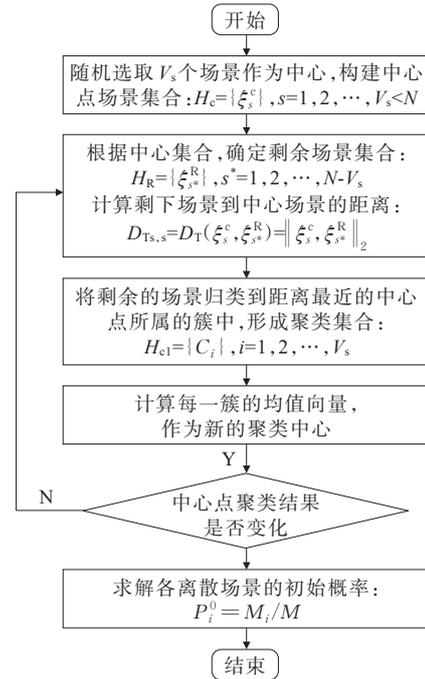


图3 K-means 聚类算法提取典型场景流程

Figure 3 Flowchart of typical scene extraction by K-means clustering algorithm

以新能源发电和负荷功率组成场景:

$$\mathbf{u} = [P_{\text{RES}}(t), P_{\text{L}}(t)], t = 1, 2, \dots, N_T \quad (14)$$

首先统计新能源发电和负荷功率的大规模历史场景样本数据,记历史场景数为  $M$  个。随后,利用 K-means 聚类算法对历史场景进行聚类,生成  $N$  个场景类  $U_i (i = 1, 2, \dots, N)$ ,每个场景类中包含  $M_i$  个历史场景,且  $\sum_{i=1}^N M_i = M$ 。由于每个场景类中的

场景相似度高,以场景类的中心点为典型场景  $\mathbf{u}_i$ ,近似代表该场景类中其他场景,则对应典型场景的初始概率计算公式<sup>[25]</sup>为  $P_i^0 = M_i/M$ 。

### 1.6.2 提取极限场景及计算其初始概率

针对场景类  $U_i (i = 1, 2, \dots, N)$ ,分别提取距离典型场景  $\mathbf{u}_i$  欧氏距离最远的场景作为场景类  $U_i$  对

应的极限场景  $\mathbf{u}_{N+i}$  ( $i=1, 2, \dots, N$ ), 极限场景的初始概率计算公式为  $P_{N+i}^0 = 1/M$ 。  $N$  个场景类共生成  $N$  个极限场景  $\mathbf{u}_{N+1}, \mathbf{u}_{N+2}, \dots, \mathbf{u}_{2N}$ 。

### 1.6.3 生成混合场景集并获得初始概率集合

基于历史场景聚类获取的典型场景虽然具有代表性, 但微电网系统运行的稳定水平不仅取决于代表大多数场景的典型场景, 也取决于离群、边缘的高风险极限场景, 因此在构造不确定集合时, 本文方法基于聚类的思想提取极限场景(场景类中离群、极限的边缘运行点, 即随机变量取得极值的情况)补充到典型场景集中, 共同构成混合场景集, 在后续算法设计过程中, 提高构建概率分布模糊集的鲁棒性。

向典型场景集中扩充极限场景, 组成混合场景集:

$$\begin{cases} U_{\text{mix}} = \{\mathbf{u}_1, \dots, \mathbf{u}_N, \mathbf{u}_{N+1}, \dots, \mathbf{u}_{2N}\}, \mathbf{u}_s \in U_{\text{mix}} \\ \mathbf{u}_s = [P_{\text{RES},s}(t), P_{\text{L},s}(t)], s = 1, 2, \dots, 2N \end{cases} \quad (15)$$

式中,  $P_{\text{RES},s}(t), P_{\text{L},s}(t)$  分别为场景  $\mathbf{u}_s$  对应的新能源发电、负荷功率。

混合场景集中场景的初始概率集合为

$$\begin{aligned} P^0 &= \{P_1^0, \dots, P_N^0, P_{N+1}^0, \dots, P_{2N}^0\}, \\ P_s^0 &\in P^0, s = 1, 2, \dots, 2N \end{aligned} \quad (16)$$

若单纯采用典型场景集构建后续的概率分布模糊集, 想要尽可能全面考虑不确定参数的取值范围, 则需要典型场景数目较多。由于本文后续构建的概率组合场景是混合场景集中典型和极限场景的线性组合, 增加了极限场景, 因此, 其线性组合可以描述和代表更多的不确定性场景, 起到像在场景集中增加典型场景类似的效果。因此, 借助于增加极限场景可以减小混合场景集中对于典型场景数量的要求, 进而可以适当减少构成混合场景所需的样本数目, 后续算法设计过程中可以降低优化问题求解时间。

### 1.6.4 构建概率分布模糊集

由于场景  $\mathbf{u}_s$  的初始概率  $P_s^0$  ( $s=1, 2, \dots, 2N$ ) 通过历史数据聚类产生, 因此和实际概率  $P_s$  之间有可能存在概率偏差, 故本文以初始概率分布值为中心, 再利用1-范数、 $\infty$ -范数约束创建场景概率分布模糊集, 描述实际概率  $P_s$  分布的波动变化。1-范数集合  $D_1$  和  $\infty$ -范数集合  $D_\infty$  定义如下:

$$\begin{cases} D_1 = \left\{ P_s \left| \sum_{s=1}^{2N} |P_s - P_s^0| \leq \theta_1 \right. \right\} \\ D_\infty = \left\{ P_s \left| \max_{1 \leq s \leq 2N} |P_s - P_s^0| \leq \theta_\infty \right. \right\} \end{cases} \quad (17)$$

式中,  $\theta_1, \theta_\infty$  分别为1-范数、 $\infty$ -范数概率允许偏差<sup>[26]</sup>。

$P_s$  与  $P_s^0$  关系<sup>[27-30]</sup>可以表征为

$$\begin{cases} \Pr \left\{ \sum_{s=1}^{2N} |P_s - P_s^0| \leq \theta_1 \right\} \geq 1 - 4N \exp(-M\theta_1/N) \\ \Pr \left\{ \max_{1 \leq s \leq 2N} |P_s - P_s^0| \leq \theta_\infty \right\} \geq 1 - 4N \exp(-2M\theta_\infty) \end{cases} \quad (18)$$

式中右侧为置信度的含义, 采用  $\sigma_1, \sigma_\infty$  表示置信度, 则可以得到:

$$\begin{cases} \theta_1 = \frac{N}{M} \ln \frac{4N}{1 - \sigma_1} \\ \theta_\infty = \frac{1}{2M} \ln \frac{4N}{1 - \sigma_\infty} \end{cases} \quad (19)$$

综上, 基于1-范数和 $\infty$ -范数, 构造概率分布模糊集为

$$D = \left\{ P_s \left| \begin{array}{l} P_s \geq 0 \\ \sum_{s=1}^{2N} P_s = 1 \\ \sum_{s=1}^{2N} |P_s - P_s^0| \leq \theta_1 \\ \max_{1 \leq s \leq 2N} |P_s - P_s^0| \leq \theta_\infty \end{array} \right. \right\} \quad (20)$$

基于初始概率  $P_s^0$ , 式(20)给出了混合场景所对应实际概率  $P_s$  的变化区间, 刻画了微电网的大概率发生场景的概率分布。本文基于概率分布构建更加合理的不确定性场景描述:

$$U_D = \left\{ \mathbf{u}_D \left| \mathbf{u}_D = \sum_{s=1}^{2N} P_s \mathbf{u}_s, P_s \in D \right. \right\} \quad (21)$$

其中,  $\mathbf{u}_D = \sum_{s=1}^{2N} P_s \mathbf{u}_s$  称为“概率组合场景”, 概率分布  $P_s$  为其线性组合系数。由概率组合场景  $\mathbf{u}_D$  组成的集合即为概率组合场景集  $U_D$ 。

需要指出的是, 虽然集合  $U_D$  包含不确定集合中许多大概率发生场景, 但由于其是原不确定集合的一个子集, 并不包含所有场景, 因此并不等价于原不确定集合。

## 2 SPDU-RO

### 2.1 非线性目标函数的线性化转化

#### 2.1.1 需求响应负荷成本函数线性化

由于式(9)为非线性函数, 作为目标函数会降

低优化问题求解效率,因此,引入非负的辅助变量  $P_{A1}(t)$ 、 $P_{A2}(t)$ ,将式(9)进行线性化转化<sup>[26]</sup>:

$$C_{DR}(t) = C_{DR}^C [P_{A1}(t) + P_{A2}(t)] \quad (22)$$

$$P_{DR}(t) - \hat{P}_{DR}(t) + P_{A1}(t) - P_{A2}(t) = 0 \quad (23)$$

其中,  $P_{A1}(t) \geq 0, P_{A2}(t) \geq 0$ 。

### 2.1.2 弃风弃光的分段惩罚函数线性化

由图2和式(10)可知,弃风弃光的惩罚成本为非线性函数,作为目标函数会降低优化问题求解效率,则对式(10)中的分段函数引入一个二进制变量  $B_v^{ab}(t)$  和一个连续变量  $P_v^{ab}(t)$ ,对弃风弃光的惩罚成本函数进行线性化转化:

$$C_{RES}^{ab}(t) = \sum_{v=1}^{n_v} (\omega_v P_v^{ab} + \rho_v B_v^{ab}), \sum_{v=1}^{n_v} B_v^{ab} \leq 1 \quad (24)$$

$$P_{RES}^{ab}(t) = \sum_{v=1}^{n_v} (P_v^{ab}(t) + P_{v,\min} B_v^{ab}(t)) \quad (25)$$

式中,  $v = 1, 2, \dots, n_v; 0 \leq P_v^{ab}(t) \leq (P_{v,\max} - P_{v,\min}) \cdot B_v^{ab}(t)$ , 其中,  $B_v^{ab}(t) = 1$  表示弃风弃光功率落在第  $v$  段内,  $B_v^{ab}(t) = 0$  表示弃风弃光功率不在第  $v$  段。

### 2.1.3 概率分布模糊集线性化

模糊集中含有绝对值参数,引入辅助变量  $\beta_s^1, \beta_s^\infty$ ,将概率分布模糊集线性化处理转化为

$$D = \left\{ P_s \begin{cases} P_s \geq 0 \\ \sum_{s=1}^{2N} P_s = 1 \\ \sum_{s=1}^{2N} \beta_s^1 \leq \theta_1, \beta_s^\infty \leq \theta_\infty \\ \beta_s^1 \geq P_s - P_s^0, \beta_s^1 \geq P_s^0 - P_s \\ \beta_s^\infty \geq P_s - P_s^0, \beta_s^\infty \geq P_s^0 - P_s \\ s = 1, 2, \dots, 2N \end{cases} \right\} \quad (26)$$

## 2.2 考虑弃风弃光操作的微电网日前计划

日前计划最小化微电网各单元运行过程中所产生的经济成本总和:

$$\min C = \sum_{t=1}^{N_T} [C_g(t) + C_{ES}(t) + C_{DR}(t) + C_{RES}^{ab}(t)] \quad (27)$$

定义:

$$\begin{cases} x = [U_{ES}(t)] \\ y = \begin{bmatrix} P_g(t), P_{ES}^{ch}(t), P_{ES}^{dis}(t), P_{DR}(t), P_{A1}(t), \\ P_{A2}(t), P_L(t), P_{RES}(t), P_{RES}^{ab}(t) \end{bmatrix} \end{cases} \quad (28)$$

其中,储能的充/放电标志位  $x$  为0-1变量,微电网各设备出力  $y$  为连续变量。进而,可将微电网两阶段鲁棒优化问题(27)改写成紧凑形式:

$$\begin{cases} \min_x [\max_{P_s \in D} \min_{y_b \in \Theta(x, P_s)} b^T y_D] \\ \left\{ \begin{array}{l} Ay_D \geq C \sum_{s=1}^{2N} P_s u_s - Bx + d \\ \forall \tilde{P}_s \in [0, 1], \sum_{s=1}^{2N} \tilde{P}_s = 1, \\ \text{s.t.} \begin{cases} \exists y: Ay \geq C \sum_{s=1}^{2N} \tilde{P}_s u_s - Bx + d \\ x = (x_1, \dots, x_i, \dots, x_{N_T}) \\ x_i \in \{0, 1\}, i = 1, 2, \dots, N_T \\ y_D \geq 0, y \geq 0 \end{cases} \end{array} \right. \end{cases} \quad (29)$$

式中,  $b$  为式(27)所对应的系数向量;  $A, B, C$  为对应约束下变量的系数矩阵;  $d$  为列向量。

式(29)中第1式为概率组合场景所对应微电网运行过程中的经济总成本,即为概率组合场景的性能指标(简称概率组合场景性能);第2、3式分别为不确定集中大概率发生场景和任意场景下的系统约束紧凑形式,均对应式(1)、(3)~(6)、(8)、(11)、(12)、(23)、(25)。由于  $U_{\text{mix}}$  中含有极限和典型场景,因此,当  $\tilde{P}_s \in [0, 1], \sum_{s=1}^{2N} \tilde{P}_s = 1$  时,不确定集中的任意场景可由  $\sum_{s=1}^{2N} \tilde{P}_s u_s$  表示。

### 2.2.1 在概率组合场景集 $U_D$ 内进行性能优化

针对上述鲁棒优化问题,在日前计划阶段,首先基于概率分布信息对微电网的概率组合场景运行成本进行优化,通过列约束生成算法以主、子问题交互的方式实现。主问题(main problem, MP):根据子问题优化解中的概率组合系数,求解得到储能装置的充/放电标志位  $x$ ;子问题(sub problem, SP):根据主问题优化得到的储能装置的充/放电标志位,通过引入二进制展开思想,对连续变量形式的概率组合系数进行离散化,将概率组合系数转化为一组二进制变量的线性组合表示,进而优化求解可以得到最恶劣场景及其所对应概率组合系数  $P_s$ ,同时还可以得到该场景下使得微电网经济性最优的各设备最优出力  $y$ 。然后通过鲁棒检验,调整主、子问题交互所计算出的优化解,以保证日前计划解对于任意场景可行,从而达到“概率组合场景性能最优、任意场景可行”的系统优化目标。

$$\begin{cases} \min_x [\max_{P_s \in D} \min_{y_b \in \Theta(x, P_s)} b^T y_D] \\ \text{s.t. } Ay_D \geq C \sum_{s=1}^{2N} P_s u_s - Bx + d \end{cases} \quad (30)$$

对式(30)进行分解,可得主问题为

$$\begin{aligned} \min_{x, \eta} \quad & \eta \\ \text{s.t.} \quad & \begin{cases} \eta \geq \mathbf{b}^T \mathbf{y}_D^m \\ \mathbf{A} \mathbf{y}_D^m \geq \mathbf{C} \sum_{s=1}^{2N} P_s^m \mathbf{u}_s - \mathbf{B} \mathbf{x} + \mathbf{d} \\ \forall m \leq l \end{cases} \end{aligned} \quad (31)$$

式中,  $l$  为当前迭代次数;  $\mathbf{y}_D^m$  为第  $m$  次迭代后子问题的解;  $P_s^m$  为第  $m$  次迭代子问题搜索到最恶劣场景下的概率分布。

子问题为

$$\max_{P_s \in D} \min_{\mathbf{y}_D \in \Theta(x, P_s)} \mathbf{b}^T \mathbf{y}_D \quad (32)$$

其中,  $\Theta(x, P_s)$  表示给定决策变量  $x$  及场景  $\mathbf{u}_D$  的概率分布  $P_s$  时连续变量  $\mathbf{y}_D$  的可行域, 表达式如下:

$$\Theta(x, P_s) = \left\{ \begin{array}{l} \mathbf{y}_D \\ \mathbf{A} \mathbf{y}_D \geq \mathbf{C} \sum_{s=1}^{2N} P_s \mathbf{u}_s - \mathbf{B} \mathbf{x} + \mathbf{d} \rightarrow \lambda \end{array} \right\} \quad (33)$$

式中,  $\lambda$  为式(33)约束条件所对应的对偶变量。

式(32)为 max-min 的双层优化问题, 基于对偶理论, 将该子问题转化为单层的 max 问题:

$$\begin{aligned} \max_{P_s \in D, \lambda} \quad & (\mathbf{C} \mathbf{u}_D - \mathbf{B} \mathbf{x} + \mathbf{d})^T \lambda \\ \text{s.t.} \quad & \begin{cases} \mathbf{A}^T \lambda \leq \mathbf{b} \\ \mathbf{u}_D = \sum_{s=1}^{2N} P_s \mathbf{u}_s \\ \lambda \geq 0 \end{cases} \end{aligned} \quad (34)$$

由于  $\mathbf{u}_D$  中含有连续变量  $P_s$ , 所以目标函数中  $(\mathbf{C} \mathbf{u}_D)^T \lambda$  为双线性项, 若采用文献[7-9]枚举不确定性集边界场景的方式, 则只能在上下边界进行最恶劣场景的搜索, 而本文采用 BE 技术对双线性项进行线性化处理, 不仅可以最恶劣场景的搜索范围由原不确定集合的边界扩展至集合内部, 更可以通过改变 BE 表达式指数项的数量来调整子问题解的最优性, 将最大-最小化子问题解的质量变得可观察、可调控, 具体操作如下。

将  $(\mathbf{C} \mathbf{u}_D)^T \lambda$  展开可得:

$$(\mathbf{C} \mathbf{u}_D)^T \lambda = \mathbf{u}_D^T \mathbf{C}^T \lambda = \sum_{j=1}^n \mathbf{c}_j^T \cdot (\mathbf{u}_{D,j} \lambda) \quad (35)$$

其中,  $\mathbf{u}_{D,j}$ ,  $\mathbf{c}_j$  分别为  $\mathbf{u}_D$ ,  $\mathbf{C}$  对应的分块矩阵。

根据式(21)中场景  $\mathbf{u}_D$  的描述, 对应的  $\mathbf{u}_{D,j}$  为

$$\mathbf{u}_{D,j} = \sum_{s=1}^{2N} P_s \mathbf{u}_s(j), P_s \in D \quad (36)$$

其中,  $\mathbf{u}_s(j)$  为场景  $\mathbf{u}_s$  所表示向量的第  $j$  个元素。

引入 BE 技术,  $P_s$  的 BE 表达式<sup>[31]</sup>为

$$P_s = P_{s, \min} + \sum_{k=k_{s,l}}^{k_{s,u}} 2^k q_{s,k} \quad (37)$$

$$k_{s,u} = \lfloor \log_2(P_{s, \max} - P_{s, \min}) - 1 \rfloor \quad (38)$$

式(37)、(38)中,  $q_{s,k}$  为与 BE 表达式中的第  $k$  个指数项相关联的二进制变量;  $k_{s,l}$ ,  $k_{s,u}$  分别为最小、最大指数阶的整数参数,  $k_{s,l}$  取值决定  $P_s$  在区间  $[P_{s, \min}, P_{s, \max}]$  遍历的密集度,  $k_{s,l}$  越小越密集、越大越稀疏, 通过调整  $k_{s,l}$  取值可进而调整子问题解质量,  $k_{s,u}$  的取值由  $P_s$  的取值区间宽度  $P_{s, \max} - P_{s, \min}$  决定, 可通过式(38)计算得到; 符号  $\lfloor \cdot \rfloor$  表示向下取整操作。

将式(36)、(37)代入式(35)中, 可得:

$$\begin{aligned} (\mathbf{C} \mathbf{u}_D)^T \lambda = \sum_{j=1}^n \mathbf{c}_j^T \sum_{s=1}^{2N} [P_{s, \min} \mathbf{u}_s(j) \lambda + \\ \sum_{k=k_{s,l}}^{k_{s,u}} 2^k q_{s,k} \mathbf{u}_s(j) \lambda] \end{aligned} \quad (39)$$

由式(39)可以看出, 原来 2 个连续变量乘积的非线性项转换成连续变量与离散变量乘积的形式。因此, 在此处定义一组新变量  $\alpha_{s,k} = q_{s,k} \lambda$ , 将其代入式(39)中, 可得:

$$\sum_{j=1}^n \mathbf{c}_j^T \cdot (\mathbf{u}_{D,j} \lambda) = \sum_{j=1}^n \mathbf{c}_j^T \sum_{s=1}^{2N} [P_{s, \min} \mathbf{u}_s(j) \lambda + \sum_{k=k_{s,l}}^{k_{s,u}} 2^k \alpha_{s,k} \mathbf{u}_s(j)] \quad (40)$$

对新变量  $\alpha_{s,k}$  采用大 M 法处理, 等价于

$$\begin{cases} -\Delta(1 - q_{s,k}) + \lambda \leq \alpha_{s,k} \leq \Delta(1 - q_{s,k}) + \lambda \\ -\Delta q_{s,k} \leq \alpha_{s,k} \leq \Delta q_{s,k} \\ q_{s,k} \in \{0, 1\} \end{cases} \quad (41)$$

式(41)为一线性约束, 其中  $\Delta$  为一个充分大的数。

综上, 原子问题式(32)通过对偶形式与线性化近似处理后, 等价转化为混合整数线性规划问题:

$$\begin{aligned} \max_{\alpha_{s,k}, \lambda} \quad & \sum_{j=1}^n \mathbf{c}_j^T \sum_{s=1}^{2N} [P_{s, \min} \mathbf{u}_s(j) \lambda + \sum_{k=k_{s,l}}^{k_{s,u}} 2^k \alpha_{s,k} \cdot \\ & \mathbf{u}_s(j)] + (-\mathbf{B} \mathbf{x} + \mathbf{d})^T \lambda \\ \text{s.t.} \quad & \begin{cases} \mathbf{A}^T \lambda \leq \mathbf{b} \\ -\Delta(1 - q_{s,k}) + \lambda \leq \alpha_{s,k} \leq \Delta(1 - q_{s,k}) + \lambda \\ -\Delta q_{s,k} \leq \alpha_{s,k} \leq \Delta q_{s,k} \\ q_{s,k} \in \{0, 1\} \\ \lambda \geq 0 \end{cases} \end{aligned} \quad (42)$$

### 2.2.2 鲁棒可行性检验模型

$\tilde{P}_s \in [0, 1]$ ,  $\sum_{s=1}^{2N} \tilde{P}_s = 1$ , 以  $\mathbf{u} = \sum_{s=1}^{2N} \tilde{P}_s \mathbf{u}_s$  表示任意场景, 引入任意场景  $\mathbf{u}$  所对应的功率缺口变量  $\nu_i^+ \geq 0, \nu_i^- \geq 0$ , 将功率平衡式(12)转化为

$$\begin{aligned} P_{DR}(t) + P_L(t) + P_{ES}^{ch}(t) + P_{RES}^{ab}(t) = \\ P_g(t) + P_{ES}^{dis}(t) + P_{RES}(t) + \nu_i^+ - \nu_i^-, \\ t = 1, 2, \dots, N_T \end{aligned} \quad (43)$$

遍历不确定集合内所有场景, 寻找其在整个调度周期内功率缺口总和的最大值:

$$R = \max_{\mathbf{u} \in U} \left[ \min_y \sum_{t=1}^{N_T} (\nu_i^+ + \nu_i^-) \right] \quad (44)$$

若满足  $R(\mathbf{x})=0$ , 则表示整个调度周期内微电网功率平衡。

式(44)表现 max-min 的双层优化问题, 通过借助 BE 表达式(37)、(38)以及对偶理论, 可将其转化为 max 形式, 从而得到鲁棒可行性检验模型:

$$\begin{aligned} R = \max_{\substack{\tau_i^+, \tau_i^-, \theta_i^+, \theta_i^-, \gamma_i^+, \gamma_i^-, \\ \kappa_i^+, \kappa_i^-, \pi_i^+, \pi_i^-, \phi_i^+, \lambda_i, \\ \epsilon_i, \xi_i, z_{s,\bar{k}}, \sigma, \rho_i^+, \rho_i^-}} \sum_{t=1}^{N_T} \left\{ -\tau_i^+ P_g^{\max} + \tau_i^- P_g^{\min} - \right. \\ \theta_i^+ U_{ES}^*(t) P_{ES}^{\max}(t) + \theta_i^-(1 - U_{ES}^*(t)) P_{ES}^{\max}(t) - \\ \gamma_i^-(E_{ES}^{\max} - E_{ES}(0)) + \gamma_i^+(E_{ES}^{\min} - E_{ES}(0)) - \\ \kappa_i^+ P_{DR}^{\max} + \kappa_i^- P_{DR}^{\min} - \pi_i^+ P_{RES, \max}^{ab} - \pi_i^- P_{RES, \text{sum}}^{ab} - \\ \phi_i^+ \sum_{v=1}^{n_v} (P_{v, \max} - P_{v, \min}) B_v^{ab}(t) + \lambda_i D_{DR} + \\ \left. \epsilon_i \hat{P}_{DR}(t) + \xi_i \left[ \sum_{s=1}^{2N} \tilde{P}_{s, \min} (P_{L, s}(t) - P_{RES, s}(t)) \right] + \right. \\ \left. \sum_{s=1}^{2N} \left[ \sum_{\bar{k}=k_{i, l}}^{k_{i, u}} 2^{\bar{k}} z_{s, \bar{k}} (P_{L, s}(t) - P_{RES, s}(t)) \right] + \right. \\ \left. \sigma E_{ES}(0) - \rho_i^+ (\Delta P_g^{\max} + P_g(0)) + \right. \\ \left. \rho_i^- (-\Delta P_g^{\max} + P_g(0)) - \right. \\ \left. \sum_{t=2}^{N_T} (\rho_i^+ \Delta P_g^{\max} + \rho_i^- \Delta P_g^{\max}) \right\} \quad (45) \end{aligned}$$

其中,  $\tau_i^+, \tau_i^-, \theta_i^+, \theta_i^-, \gamma_i^+, \gamma_i^-, \kappa_i^+, \kappa_i^-, \pi_i^+, \pi_i^-, \phi_i^+, \lambda_i, \epsilon_i, \xi_i, z_{s, \bar{k}}, \sigma, \rho_i^+, \rho_i^-$  均为引入的对偶变量(非负数),  $z_{s, \bar{k}} = \xi_i \cdot q_{s, \bar{k}}$ 。需要注意的是, 求解优化问题式(45)时须同时满足一系列转化后繁琐的约束条件, 由于篇幅所限, 本文不再赘述。

通过优化概率组合场景所对应性能和鲁棒可行性检验交互求解, 可计算出日前计划阶段最恶劣场景所对应的概率组合系数  $P_s^*$ 、微电网各设备的最优出力方案  $\mathbf{y}_D^*$ 。将日前计划最优解中微型燃气轮

机功率、需求响应负荷调度功率、储能充/放电功率分别记为  $P_g^*(t)$ 、 $P_{DR}^*(t)$ 、 $P_{ES}^{ch*}(t)/P_{ES}^{dis*}(t)$ , 方便后续日内调度阶段中进行引用。

### 2.3 日内调度阶段

在日内调度阶段, 测量当前  $t$  时刻新能源出力和负荷用电的实时数据  $P_{RES}^R(t)$ 、 $P_L^R(t)$ , 由于新能源与负荷的实际数据与日前预测数据可能存在偏差, 因此, 实际中有必要对日前计划优化解进行调整。利用  $P_{RES}^R(t)$ 、 $P_L^R(t)$ , 另外考虑储能系统本身具有较强的时间耦合性以及保证用户的体验度, 在保持日前计划优化解中的储能充/放电功率和需求响应负荷调度功率的基础上, 调整微型燃气轮机功率和弃风弃光功率, 优化当前时刻微电网实时调整成本并实现功率平衡。

#### 2.3.1 日内调度阶段调整成本

日内调度阶段的调整成本为

$$C_{ADJ}(t) = C_g^{ADJ}(t) + C_{RES}^{ADJ}(t) \quad (46)$$

式中,  $C_g^{ADJ}(t)$  为微型燃气轮机的实时调整成本;  $C_{RES}^{ADJ}(t)$  为弃风弃光的实时调整成本。

#### 2.3.2 可控式分布能源日内调度阶段调整成本

微型燃气轮机的调整成本为

$$C_g^{ADJ}(t) = C_g^0 \hat{P}_g(t) + C_g^{\text{pen}}(\hat{P}_g(t)) \quad (47)$$

$$C_g^{\text{pen}}(\hat{P}_g(t)) =$$

$$C_g^{\text{ADD}} \max[\hat{P}_g(t) - P_g^*(t), 0] +$$

$$C_g^{\text{DEC}} \min[\hat{P}_g(t) - P_g^*(t), 0] \quad (48)$$

式(47)、(48)中,  $\hat{P}_g(t)$  为日内调度阶段的输出功率;  $C_g^0$  为日内实际的运维消耗成本;  $C_g^{\text{pen}}(\bullet)$  为其功率调整的损失成本;  $C_g^{\text{ADD}}、C_g^{\text{DEC}}$  为引入惩罚系数<sup>[32]</sup>, 以降低微型燃气轮机的调整幅度。

式(48)为非线性函数, 先将其转化如下:

$$C_g^{\text{pen}}(\hat{P}_g(t)) =$$

$$C_g^{\text{ADD}} \left[ \hat{P}_g(t) - P_g^*(t) + \left| \hat{P}_g(t) - P_g^*(t) \right| \right] / 2 +$$

$$C_g^{\text{DEC}} \left[ \hat{P}_g(t) - P_g^*(t) - \left| \hat{P}_g(t) - P_g^*(t) \right| \right] / 2 \quad (49)$$

然后引入辅助变量  $P_g^{A1}、P_g^{A2}$ , 将式(49)转化为

$$C_g^{\text{pen}}(\hat{P}_g(t)) =$$

$$(C_g^{\text{ADD}} - C_g^{\text{DEC}}) \left[ \hat{P}_g(t) - P_g^*(t) \right] / 2 +$$

$$(C_g^{\text{ADD}} + C_g^{\text{DEC}}) \left[ P_g^{A1}(t) + P_g^{A2}(t) \right] / 2 \quad (50)$$

$$\hat{P}_g(t) - P_g^*(t) + P_g^{A1} - P_g^{A2} = 0,$$

$$0 \leq P_g^{A1}, 0 \leq P_g^{A2} \quad (51)$$

另外,微型燃气轮机在日内的调整优化阶段,同样要求满足式(1)的输出功率和爬坡功率约束条件。

### 2.3.3 弃风弃光日内调度阶段调整成本

在日内调度阶段,记弃风弃光功率为 $\hat{P}_{RES}^{ab}(t)$ 。弃风弃光的调整成本函数采用式(10),因此,可采用线性目标函数式(24)作为弃风弃光调整成本 $C_{RES}^{ADJ}(t)$ 。

### 2.3.4 日内调度阶段功率平衡约束

在日内调度阶段,微电网运行也要满足功率平衡约束条件:

$$P_{DR}^*(t) + P_L^R + P_{ES}^{ch}(t) + \hat{P}_{RES}^{ab}(t) = \hat{P}_g(t) + P_{ES}^{dis}(t) + P_{RES}^R, t = 1, 2, \dots, N_T \quad (52)$$

综上,可构造日内调度优化问题(adjustment problem, AP):

$$\begin{cases} \min_{\hat{P}_g(t), P_g^{A1}(t), P_g^{A2}(t), \hat{P}_{RES}^{ab}(t)} (C_g^{ADJ}(t) + C_{RES}^{ADJ}(t)) \\ \text{s.t.} \begin{cases} (1), (11), (24), (25), \\ (51), (52) \end{cases} \end{cases} \quad (53)$$

通过日内调度对微电网设备出力进行优化调整,最终求解出调整后的微型燃气轮机出力 $\hat{P}_g(t)$ 、弃风弃光功率 $\hat{P}_{RES}^{ab}(t)$ 。每一次优化结束后仅执行当前时刻的设备出力,即微型燃气轮机功率 $\hat{P}_g(t)$ 、需求响应负荷调度功率 $P_{DR}^*(t)$ 、储能充/放电功率 $P_{ES}^{ch}(t)/P_{ES}^{dis}(t)$ 以及弃风弃光功率 $\hat{P}_{RES}^{ab}(t)$ 。当时间推移至下一时刻时,重新获取新能源和负荷功率实时测量数据,进行滚动优化。

## 2.4 SPDU-RO方法求解流程

在日前计划阶段,基于概率分布信息,本文采用SPDU-RO方法对概率组合场景所对应的微电网运行成本进行优化,优先侧重大概率场景下的微电网经济性能,同时兼顾极限场景所对应的经济性能,并设计鲁棒可行性检验模型,以保证优化解对于不确定集内其他场景可行,从而实现“概率组合场景性能最优、任意场景可行”系统优化目标;算法中引入BE技术,对连续变量形式的概率组合系数进行离散化,进而将最恶劣场景的搜索范围有效扩展至不确定集内部,克服文献[7-9]中方法在搜索最恶劣场景时的保守性,提高对最恶劣场景搜索的准确性。在日内调度阶段,测量新能源与负荷的实时数据,对微电网日前优化解进行二次调整,可有效

应对预测误差带来的影响,提高微电网运行的经济性。SPDU-RO方法流程如下。

1) 设定上界为 $B_U = \infty$ ,下界为 $B_L = 0$ ,令迭代次数 $l=1, R_0=0$ ,初始化收敛阈值 $\epsilon$ 。通过聚类生成混合场景集式(15),计算初始概率分布 $P_s^0$ 并生成初始概率集式(16)。

2) 任给一组取值 $P_s$ 作为初始最恶劣场景下的概率分布,求解主问题式(31),得到最优解 $(x_i^*, \eta_i^*)$ ,更新下界值 $B_L = \eta_i^*$ 。

3) 将主问题优化解 $x_i^*$ 代入到子问题式(32),求解子问题最优值 $y_D^{l*}$ 、子问题对应的目标函数 $f_i^*(x_i^*)$ 和相应最恶劣场景下的概率分布 $P_s^{l*}$ ,更新上界 $B_U = \min\{B_U, f_i^*(x_i^*)\}$ 。

4) 判断收敛条件 $B_U - B_L \leq \epsilon$ 是否满足。若不满足收敛条件,向主问题式(31)增加约束条件:

$$\text{s.t.} \begin{cases} \eta \geq b^T y_D^{l+1} \\ A y_D^{l+1} \geq C \sum_{s=1}^{2N} P_s^{l+1,*} u_s - Bx + d \end{cases} \quad (54)$$

同时令迭代次数 $l = l + 1$ ,跳转至步骤2),继续求解直至算法收敛;若满足,停止迭代,并返回最优解 $x_i^*, y_D^{l*}$ 。

5) 将步骤4)返回最优解 $x_i^*$ 代入到鲁棒可行性检验模型式(44)中,求解功率缺口 $R_l$ 。若此时 $R_l \neq 0$ ,令 $l = l + 1$ ,将如下约束式加入到主问题式(31)中,转到步骤2)继续求解,即

$$A y^{l+1} \geq C \sum_{s=1}^{2N} \tilde{P}_s^{l+1,*} u_s - Bx + d \quad (55)$$

若此时 $R_l = 0$ ,则认为 $x_i^*$ 和 $y_D^{l*}$ 为日前最优解。

6) 将日前计划最优解以及光伏和负荷的实测数据代入日内调度优化问题式(53)进行求解,计算出日内调度最优解:微型燃气轮机功率 $\hat{P}_g(t)$ 、新能源弃风弃光功率 $\hat{P}_{RES}^{ab}(t)$ 。

## 3 算例仿真与分析

### 3.1 仿真设计及基础数据

以图1中的孤岛型微电网模型为例(算例中仅采用光伏发电代表系统中的新能源)验证本文所提方法。该微网中的微型燃气轮机、新能源、储能装置以及需求响应负荷等设备参数参考文献[8-10, 23]。相关设备参数如表1所示;选取调度周期 $N_T = 24$ ,聚类的场景类数值 $N = 5$ ,聚类生成的混合场景集如图4所示。

表 1 相关设备参数

Table 1 Equipment parameters

微型燃气轮机								
$P_g^{\min}/\text{kW}$	$P_g^{\max}/\text{kW}$	$\Delta P_g^{\max}/\text{kW}$	$C_g^a/(\text{元}\cdot(\text{kW}\cdot\text{h})^{-1})$	$C_g^b/(\text{元}\cdot(\text{kW}\cdot\text{h})^{-1})$	$C_g^0/(\text{元}\cdot(\text{kW}\cdot\text{h})^{-1})$	$C_{\text{RES}}^{\text{ADD}}/(\text{元}\cdot(\text{kW}\cdot\text{h})^{-1})$	$C_{\text{RES}}^{\text{DEC}}/(\text{元}\cdot(\text{kW}\cdot\text{h})^{-1})$	
80	800	500	0.52	0.15	0.01	0.50	-0.50	
储能装置								
$P_{\text{ES}}^{\max}/\text{kW}$	$E_{\text{ES}}^{\min}/(\text{kW}\cdot\text{h})$	$E_{\text{ES}}^{\max}/(\text{kW}\cdot\text{h})$	$E_{\text{ES}}(0)/(\text{kW}\cdot\text{h})$	$\mu$	$C_{\text{ES}}^{\text{K}}/(\text{元}\cdot(\text{kW}\cdot\text{h})^{-1})$			
500	600	2000	1200	0.95	0.35			
需求响应负荷				新能源弃光				
$P_{\text{DR}}^{\max}/\text{kW}$	$P_{\text{DR}}^{\min}/\text{kW}$	$C_{\text{DR}}^{\text{C}}/(\text{元}\cdot(\text{kW}\cdot\text{h})^{-1})$	$D_{\text{DR}}/(\text{kW}\cdot\text{h})$	$P_{\text{RES}}^{\text{ab,max}}/\text{kW}$	$P_{\text{RES}}^{\text{ab,sum}}/\text{kW}$			
200	35	0.32	1800	200	2 000			

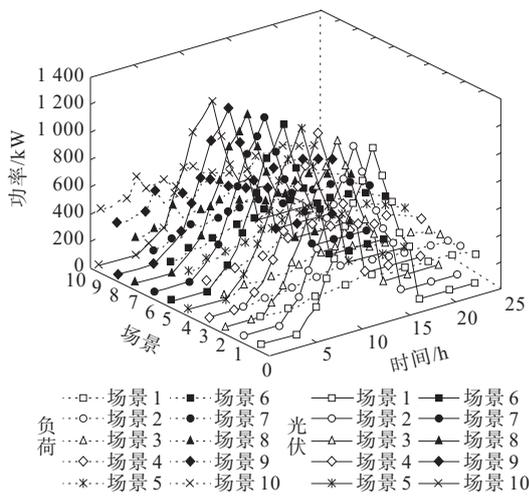


图 4 混合场景集光伏出力与负荷曲线

Figure 4 PV output and load power curves under hybrid scenario sets

### 3.2 优化结果分析

#### 3.2.1 微电网经济调度结果

采用 SPDU-RO 方法对微电网进行优化,结果如图 5、6 所示。图 5 显示,在 01:00—05:00 和 18:00—24:00 时段,光伏输出功率为 0,负荷需求用电量全部由微型燃气轮机和储能设备进行供给,微型燃气轮机在该时段以较高功率输出;在 10:00—15:00 时段,光伏出力迅速上升并且在期间达到峰值,为尽可能消纳光伏,微型燃气轮机以最低允许发电功率运行;在 09:00、11:00—14:00 和 16:00—17:00 时段,微电网将富余功率对储能进行充电;在 03:00、05:00 和 19:00—20:00 时段储能放电,从而补充微电网系统中不足功率,实现削峰填谷;在 10:00 和 13:00—15:00 时段产生弃光现象,弃光总量为 324.66 kW·h,而当日的光伏发电总量为 6379.16 kW·h,弃光量占比仅为 5.1%。

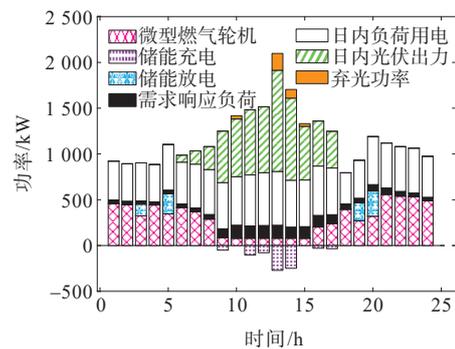


图 5 微电网优化调度结果

Figure 5 Optimal dispatching result of microgrid

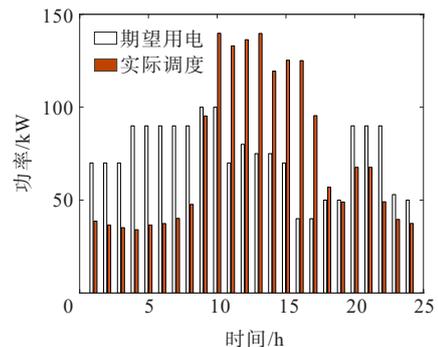


图 6 需求响应负荷的期望用电功率/实际调度功率

Figure 6 Expected power consumption for demand response loads/actual dispatching power

由图 5 可见,SPDU-RO 方法能够较好地吸纳新能源,避免新能源的大规模浪费。另外图 6 显示,需求响应负荷将其余时段所需功率转移到光伏功率富裕的 10:00—17:00 时段,从而实现错峰用电,减少其余时段的供电压力。

文献[6]、[10]、[11]中采用的方法分别为传统微电网随机优化、传统微电网两阶段鲁棒优化、针对期望场景设计的微电网优化经济调度方法。文献[10]的控制对象与本文研究对象相似,将其方案

记为Ref[10]。由于文献[6]、[11]系统中在日前计划阶段未包含弃风弃光和可平移负荷调度成本,日内调度阶段未包含微型燃气轮机的惩罚成本弃风弃光调整成本,为方便与SPDU-RO方法进行对比,对文献[6]、[11]方案引入弃风弃光,可平移负荷的调度成本和微型燃气轮机的惩罚成本,并对文献[11]方案去除购售电行为,并网型微电网修改成孤岛型微电网,将修改后的方案分别记为Ref[6]<sup>+</sup>、Ref[10]<sup>+</sup>。将SPDU-RO、Ref[6]<sup>+</sup>、Ref[10]<sup>+</sup>以及Ref[11]<sup>+</sup>这4种优化方法进行经济性能比较,如表2所示。

表2 经济成本对比  
Table 2 Comparison of economic costs 元

方法	经济成本		总成本
	日前计划	日内调度	
Ref[6] <sup>+</sup>	5 340.93	709.84	6 050.77
Ref[10]	5 741.50	864.12	6 605.62
Ref[11] <sup>+</sup>	5 532.27	789.38	6 321.65
SPDU-RO	5 611.36	597.25	6 208.61

由表2可知,相比Ref[6]<sup>+</sup>方法,SPDU-RO方法日前运行成本较高,日内调整成本较低,总成本略高于Ref[6]<sup>+</sup>方法。但是,Ref[6]<sup>+</sup>方法存在缺点:要求首先获知新能源出力和负荷的确定概率分布函数,而通常该概率分布函数难以获取,限制了该方法的广泛应用。SPDU-RO方法虽在经济性上仅略逊于Ref[6]<sup>+</sup>方法,但优点在于只需要大量微电网历史数据样本,不需要确定概率分布函数,对数据依赖性低于Ref[6]<sup>+</sup>方法,更具可操作性。

表2显示,SPDU-RO方法日前计划成本低于Ref[10]方法,高于Ref[11]<sup>+</sup>方法;日内调度成本和总成本均低于Ref[10]、Ref[11]<sup>+</sup>方法。这是因为,Ref[10]方法依据其在边界搜索到的最恶劣场景(选取光伏出力取波动区间最小值和负荷功率取波动区间最大值)性能设计日前经济优化方案,过多地考虑发生概率较低的场景,使得日前计划优化结果保守性较强、成本较高,且通常情形下实际日内场景可能会以一定程度偏离其在区间边界上搜索到的最恶劣场景,导致日内调度阶段调整成本较高;Ref[11]<sup>+</sup>方法围绕单一期望场景性能设计日前经济优化方案,虽然日前经济成本较低,但当日内的实际场景偏离期望场景情形发生时,该方案具有一定的保守性,导致日内调度阶段调整成本偏高。

基于概率分布信息,SPDU-RO方法对概率组

合场景所对应的微电网运行成本进行优化,优先侧重大概率场景下的微电网经济性能,同时兼顾了极限场景所对应的经济性能,以更大的可能性来逼近于日内实际场景,且将最恶劣场景的搜索范围有效扩展至不确定集内部,将更符合日内场景的日前计划最优解输送给日内调度阶段,使得日前计划和日内调度更好地配合工作,有效地提升微电网的经济性能。

为了直观地说明SPDU-RO方法的有效性,将其与Ref[10]、Ref[11]<sup>+</sup>方法从2个方面进行对比分析,即

1) 在典型场景集中随机抽取3个场景,统计3种方法的运行成本均值( $C_j$ );

2) 在不确定集中随机抽取20个场景,统计3种方法运行成本均值( $C_u$ )。

不同方法优化结果对比如表3所示,可以看出,在典型和随机抽样场景下,SPDU-RO方法均取得最优的微电网总成本,表明该方法具有良好的经济性、鲁棒性与普适性。

表3 不同方法优化结果对比  
Table 3 Comparison of optimization results by different methods 元

方法	典型场景下成本均值		总成本
	日前计划	日内调度	
Ref[10]	5 841.57	875.47	6 717.04
Ref[11] <sup>+</sup>	5 492.71	809.38	6 302.09
SPDU-RO	5 512.16	582.33	6 094.49
方法	抽样场景下成本均值		总成本
	日前计划	日内调度	
Ref[10]	5 841.57	815.54	6 657.11
Ref[11] <sup>+</sup>	5 492.71	772.33	6 265.04
SPDU-RO	5 512.16	617.85	6 130.01

综上所述,SPDU-RO方法充分利用历史场景数据,可以提高对最恶劣场景搜索的准确性,并针对最恶劣场景所对应的微电网经济性能进行有效优化,使设计的调度方案具有更好的经济性与鲁棒性。

### 3.2.2 SPDU-RO方法的优化结果及相关对比分析

1) 置信水平对优化结果的影响。

验证式(19)中不同置信水平对于优化结果影响,设置历史场景数目为 $M=1\ 000$ ,改变置信水平 $\sigma_1$ 、 $\sigma_\infty$ 的大小,优化结果如表4所示,可知随着置信水平 $\sigma_1$ 、 $\sigma_\infty$ 的增大,微电网经济成本相应增加。这

表明随着置信水平的增大,概率允许偏差值 $\theta_1$ 、 $\theta_\infty$ 增加,从而使得模型所包含的不确定性相应增加,微电网总体经济运行成本相应增加。

表4 不同置信水平下的经济成本对比

Table 4 Comparison of economic costs under different confidence levels 元

不同置信水平下的总成本			
$\sigma_1$	$\sigma_\infty=0.50$	$\sigma_\infty=0.70$	$\sigma_\infty=0.99$
0.50	6 208.61	6 239.32	6 284.51
0.80	6 247.44	6 261.33	6 309.53
0.99	6 298.65	6 287.89	6 322.01

#### 2) 历史场景数目对于优化结果的影响。

同样,从式(19)可知,不同历史场景数目也会对优化结果产生影响。设置置信度水平为 $\sigma_1=0.5$ 、 $\sigma_\infty=0.5$ ,分别获取数目为 $M=1\ 000, 2\ 000, \dots, 10\ 000$ 的历史场景样本,然后通过聚类生成混合场景集。计算后不同历史场景数目下的微电网运行经济成本如图7所示,可知随着历史场景数目的增大,微电网运行总成本不断降低,这表明基于相同置信水平,随着历史场景数目增加,概率允许偏差值 $\theta_1$ 、 $\theta_\infty$ 变小,从而使得初始概率值更加接近概率真实值,模型的保守性得到改善。

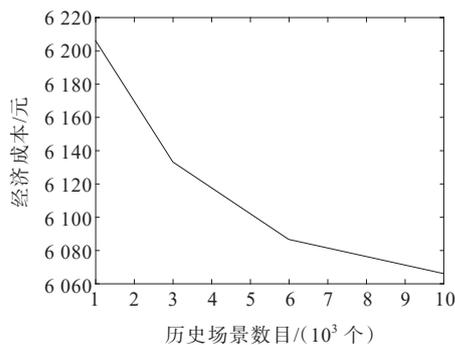


图7 不同历史场景数目下的运行成本

Figure 7 Operating costs under different numbers of historical scenarios

#### 3) 二进制参数 $k_{s,l}$ 取值对于优化结果的影响。

选取不同二进制参数 $k_{s,l}$ ,其对应的微电网运行成本如表5所示,可知SPDU-RO方法随着 $k_{s,l}$ 减小,求解时间和微电网成本相应增加,这是由于随着 $k_{s,l}$ 减小,SPDU-RO方法对 $P_s$ 在其取值空间内的遍历的密集度增加,搜索的场景数目增加,同时使得日前计划搜索到的最恶劣场景更加精确,导致总成本上升。

表5 不同 $k_{s,l}$ 取值下优化结果对比

Table 5 Comparison of optimization results under different  $k_{s,l}$  values

$k_{s,l}$	求解时间/s	总成本/元
-10	209.21	6 208.61
-20	250.85	6 250.23
-30	375.01	6 297.26

## 4 结语

本文针对微电网中新能源发电与负荷用电的不确定性,设计了基于场景概率分布不确定性和概率组合场景性能的微电网鲁棒经济优化方法,通过理论和仿真分析,可得结论如下:

1) 对充足的历史场景数目进行聚类处理,将代表不确定参数的大部分取值空间的典型和极限场景融入概率分布模糊集的处理中,有效地提高模糊集的鲁棒性;

2) 在日前计划阶段,基于概率分布信息对目标函数进行优化,通过鲁棒可行性检验模型,确保微电网调度指令对不确定集合内的任意场景都能安全运行,提高微电网系统运行的鲁棒性;

3) 在算法中引入二进制展开技术,离散概率分布组合系数,将最恶劣场景搜索范围有效地扩展至原集合内部,提高了对最恶劣场景搜寻的准确性,进而提升微电网运行的稳定性与经济性;

4) 在日内调度阶段,利用新能源发电和负荷用电功率实时测量数据,对微电网日前计划优化解进行二次优化调整,降低新能源和负荷预测误差对微电网系统的影响,改善了微电网的经济性与鲁棒性。

### 参考文献:

- [1] 侯慧,王晴,薛梦雅,等.计及源荷不确定性及需求响应的离网型微电网两阶段日前经济调度[J].电力系统保护与控制,2022,50(13):73-85.  
HOU Hui, WANG Qing, XUE Mengya, et al. Two-stage economic day-ahead dispatch of an islanded microgrid considering uncertainty and demand response[J]. Power System Protection and Control, 2022, 50(13): 73-85.
- [2] 符杨,王晓旭,米阳,等.基于本地自适应调节的交直流混合微电网全局协调控制[J].电测与仪表,2022,59(7): 152-162.  
FU Yang, WANG Xiaoxu, MI Yang, et al. Global coordination control for AC/DC hybrid micro-grid based

- on local adaptive regulation[J]. *Electrical Measurement & Instrumentation*,2022,59(7):152-162.
- [3] 李丹,贾伯岩,马天祥,等.考虑弹性提升的城市电—气互联能源系统扩展规划[J].*电力科学与技术学报*,2022,37(6):35-45.  
LI Dan, JIA Boyan, MA Tianxiang, et al. Expansion planning of urban power-gas interconnection energy system considering resilience enhancement[J]. *Journal of Electric Power Science and Technology*, 2022, 37(6): 35-45.
- [4] 闫泽辉,李更丰,任彦哲.构建高弹性城市能源系统的关键技术[J].*电力建设*,2023,44(5):1-12.  
YAN Zehui, LI Gengfeng, REN Yanzhe. Key technologies for building highly resilient urban energy systems[J]. *Electric Power Construction*,2023,44(5):1-12.
- [5] 丁圣康,刘璐裔.微电网研究综述[J].*大众标准化*,2021(22):225-227.  
DING Shengkang, LIU Luyi. Review of microgrid research[J]. *Popular Standardization*,2021(22):225-227.
- [6] 李鹏梅,臧传治,李鹤鹏,等.基于光伏预测的微电网能源随机优化调度[J].*传感器与微系统*,2015,34(2):61-64.  
LI Pengmei, ZANG Chuazhi, LI Hepeng, et al. Energy stochastic optimization scheduling for micro-grid based on photovoltaic forecasting[J]. *Transducer and Microsystem Technologies*,2015,34(2):61-64.
- [7] TALARI S, YAZDANINEJAD M, HAGHIFAM M R. Stochastic-based scheduling of the microgrid operation including wind turbines, photovoltaic cells, energy storages and responsive loads[J]. *IET Generation, Transmission & Distribution*,2015,9(12):1498-1509.
- [8] 刘一欣,郭力,王成山.微电网两阶段鲁棒优化经济调度方法[J].*中国电机工程学报*,2018,38(14):4013-4022.  
LIU Yixin, GUO Li, WANG Chengshan. Two-stage robust optimization economic dispatch method for microgrid[J]. *Proceedings of the CSEE*,2018,38(14):4013-4022.
- [9] 王海涛,白建伟,刘文,等.基于改进两阶段鲁棒优化的电力系统状态估计方法[J].*电网与清洁能源*,2022,38(9):55-64.  
WANG Haitao, BAI Jianwei, LIU Wen, et al. A power system state estimation method based on improved two-stage robust optimization[J]. *Power System and Clean Energy*, 2022, 38(9): 55-64.
- [10] 王栋,郑鹏远,任祎丹,等.不确定性环境下的孤岛型微电网鲁棒优化算法[J].*现代电力*,2021,38(2):147-155.  
WANG Dong, ZHENG Pengyuan, REN Yidan, et al. Robust optimization algorithm for islanded microgrid in uncertain environment[J]. *Modern Electric Power*, 2021, 38(2): 147-155.
- [11] 桑博,张涛,刘亚杰,等.期望场景下的并网型微电网两阶段鲁棒优化调度[J].*中国电机工程学报*,2020,40(19):6161-6173.  
SANG Bo, ZHANG Tao, LIU Yajie, et al. Two-stage robust optimal scheduling of grid connected microgrid in expected scenario[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2020, 40(19): 6161-6173.
- [12] 杜刚,赵冬梅,刘鑫.计及风电不确定性优化调度研究综述[J].*中国电机工程学报*,2023,43(7):2609-2627.  
DU Gang, ZHAO Dongmei, LIU Xin. Research review on optimal scheduling considering wind power uncertainty [J]. *Proceedings of the CSEE*,2023,43(7):2609-2627.
- [13] 周安平.计及风电功率矩不确定性的分布鲁棒优化方法研究[D].济南:山东大学,2019.  
ZHOU Anping. Distributionally robust optimization considering moment uncertainty of wind generation[D]. Jinan: Shandong University, 2019.
- [14] 魏梅芳,吴燕,黎跃龙,等.基于分布鲁棒优化的微电网日前经济运行模型与求解方法[J].*电力系统及其自动化学报*,2022,34(12):81-90.  
WEI Meifang, WU Yan, LI Yuelong, et al. Day-ahead economic operation model of microgrid and its solving method based on distributed robust optimization[J]. *Proceedings of the CSU-EPSC*,2022,34(12):81-90.
- [15] 周任军,闵雄帮,童小娇,等.电力环保经济调度矩不确定分布鲁棒优化方法[J].*中国电机工程学报*,2015,35(13):3248-3256.  
ZHOU Renjun, MIN Xiongbang, TONG Xiaojiao, et al. Distributional robust optimization under moment uncertainty of environmental and economic dispatch for power system[J]. *Proceedings of the CSEE*,2015,35(13): 3248-3256.
- [16] 刘泽华. Wasserstein 空间上的微积分及其在分布式鲁棒优化中的应用[D].南京:南京大学,2020.  
LIU Zehua. Calculus on Wasserstein spaces and its application to distributionally robust optimization[D]. Nanjing: Nanjing University, 2020.
- [17] ZHAO J, ZHAO L, HE W. Data-driven Wasserstein distributionally robust optimization for refinery planning under uncertainty[C]//47th Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society (IECON), Toronto, ON, Canada, 2021.
- [18] CHEN D, WU Y, LI J, et al. Distributionally robust mean-absolute deviation portfolio optimization using wasserstein metric[J]. *Journal of Global Optimization*, 2022, 87(2-4): 783-805.
- [19] 马洪艳,负靖洋,严正.基于分布鲁棒优化的灵活爬坡备用调度方法[J].*中国电机工程学报*,2020,40(19):6121-6131.  
MA Hongyan, YAN Jingyang, YAN Zheng. Distributionally robust optimization based dispatch methodology of flexible ramping products[J]. *Proceedings of the CSEE*,2020,40(19):6121-6131.
- [20] 许刚,张丙旭,张广超.电动汽车集群并网的分布式鲁棒

- 优化调度模型[J]. 电工技术学报, 2021, 36(3): 565-578.
- XU Gang, ZHANG Bingxu, ZHANG Guangchao. Distributed and robust optimal scheduling model for large-scale electric vehicles connected to grid[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2021, 36(3): 565-578.
- [21] 夏向阳, 邓子豪, 张嘉诚, 等. 基于动力锂离子电池健康状态的全寿命周期优化充电策略[J]. 电力科学与技术学报, 2022, 37(6): 17-24.
- XIA Xiangyang, DENG Zihao, ZHANG Jiacheng, et al. Life cycle optimal charging strategy based on the SOH of power lithium ion battery[J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2022, 37(6): 17-24.
- [22] 尚彦赞, 宋红为, 杨照光, 等. 基于二阶RC模型的锂电池充放电特性分析[J]. 高压电器, 2023, 59(7): 87-94.
- SHANG Yanyun, SONG Hongwei, YANG Zhaoguang, et al. Charge and discharge characteristics analysis of lithium battery based on second-order RC model[J]. High Voltage Apparatus, 2023, 59(7): 87-94.
- [23] 杨亦玘, 郑鹏远, 毛冉, 等. 不确定裕度分段量化和弃风弃光分段惩罚的孤岛型微电网经济调度算法[J]. 现代电力, 2023, 40(1): 73-81.
- YANG Yixuan, ZHENG Pengyuan, MAO Ran, et al. Islanded microgrid economic dispatch based on segmented quantization of uncertainty margin and segmented penalty of curtailed wind and solar power[J]. Modern Electric Power, 2023, 40(1): 73-81.
- [24] 林俐, 潘险险, 张凌云, 等. 基于免疫离群数据和敏感初始中心的K-means算法的风电场机群划分[J]. 中国电机工程学报, 2016, 36(20): 5461-5468+5722.
- LIN Li, PAN Xianxian, ZHANG Lingyun, et al. The K-means clustering algorithm for wind farm based on immune-outlier data and immune-sensitive initial center [J]. Proceedings of the CSEE, 2016, 36(20): 5461-5468+5722.
- [25] 张军, 张中丹, 王洲, 等. 基于数据驱动的微电网双层鲁棒优化调度[J]. 电气传动, 2022, 52(1): 68-75.
- ZHANG Jun, ZHANG Zhongdan, WANG Zhou, et al. Double layer robust optimal dispatching of micro-grid based on data-driven[J]. Electric Drives, 2022, 52(1): 68-75.
- [26] 李长宇, 唐文秀. 基于数据驱动的多微电网互联系统分布鲁棒运行优化[J]. 智慧电力, 2022, 50(5): 1-8.
- LI Changyu, TANG Wenxiu. Distributed robust operation optimization of multi-microgrid interconnection system based on data driven[J]. Smart Power, 2022, 50(5): 1-8.
- [27] ZHAO C, GUAN Y. Data-driven stochastic unit commitment for integrating wind generation[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2015, 31(4): 2587-2596.
- [28] XIONG P, JIRUTITIJAROEN P. Two-stage adjustable robust optimisation for unit commitment under uncertainty[J]. IET Generation, Transmission & Distribution, 2014, 8(3): 573-582.
- [29] 曹金声, 曾君, 刘俊峰, 等. 考虑极限场景的并网型微电网分布鲁棒优化方法[J]. 电力系统自动化, 2022, 46(7): 50-59.
- CAO Jinsheng, ZENG Jun, LIU Junfeng, et al. Distributionally robust optimization method for grid-connected microgrid considering extreme scenarios[J]. Automation of Electric Power Systems, 2022, 46(7): 50-59.
- [30] 徐伟宣, 何建秋, 邹庆云. 目标函数带绝对值号的特殊非线性规划问题[J]. 优选与管理科学, 1987(3): 9-13.
- XU Weixuan, HE Jianqiu, ZOU Qingyun. Special nonlinear programming problems of objective functions with absolute value signs[J]. Optimization and Management Science, 1987(3): 9-13.
- [31] YE H, WANG J, LI Z. MIP reformulation for max-min problems in two-stage robust SCUC[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2017, 32(2): 1237-1247.
- [32] ZHANG Y, FU L, ZHU W, et al. Robust model predictive control for optimal energy management of island microgrids with uncertainties[J]. Energy, 2018, 164: 1229-1241.